

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1. Tinjauan Pustaka

Penelitian tentang identifikasi iris mata ataupun identifikasi citra digital sudah pernah dilakukan sebelumnya, berikut merupakan tabel perbandingan terhadap penelitian-penelitian sebelumnya.

Tabel 2.1. Penelitian Sebelumnya

Komponen	Objek penelitian	Kriteria	Hasil	Metode yang digunakan	Pemrograman
Penelitian Dian Rizki Eko Priyani (2009)	Citra iris mata	Kualitas citra, citra RGB, intensitas citra, citra polar area lambung, deteksi tepi	Deteksi iris mata berdasarkan prinsip iridologi dengan akurasi pengujian 90%	Canny dan JST propagasi balik	Matlab
Penelitian Asri Junita Arriawati (2011)	Citra tekstur dari <i>Vision Texture (VisTex) Database</i>	Citra ekstraksi ciri tekstur,	Pengujian terhadap citra uji di luar citra belajar menghasilkan tingkat pengenalan sebesar 55,57% untuk nilai k=3.	Analisis tekstur metode matriks kookurensi, KNN	Delphi 6
Penelitian Romdhoni S, dkk (2011)	Citra iris mata	Kehalusan citra, jari-jari dan titik pusat iris	Sistem mendeteksi tepi pupil dan iris dengan tingkat keberhasilan 35,58%	Hough dan jarak mahalanobis	OpenCV

Tabel 2.1. (Lanjutan)

Komponen	Objek penelitian	Kriteria	Hasil	Metode yang digunakan	Pemrograman
Penelitian Euis Siti Nur Aisyah (2015)	Pola citra digital	Jarak <i>Euclidean</i> berdasarkan ciri tekstur citra	Citra yang memiliki jarak <i>Euclidean</i> terkecil adalah citra yang paling mirip	Vektor jarak <i>Euclidean</i>	Matlab
Penelitian M. Ihsan (2016)	Citra telur ayam	jarak <i>Euclidean</i> dengan ciri tekstur citra	Aplikasi dapat melakukan pengenalan telur kualitas baik dengan akurasi 90%	<i>K-Means</i>	Matlab R2014b
Penelitian yang diajukan (2017)	Citra iris mata	jarak <i>Euclidean</i> dengan ciri tekstur citra	Pengujian terhadap citra uji dapat mengidentifikasi citra iris sebesar 100% dengan nilai $k=1$	KNN (<i>K-Nearest Neighbor</i>)	Matlab R2015a

Pada tabel di atas dapat dilihat bahwa penelitian yang menggunakan objek citra digital rata-rata akurasi cukup tinggi. Pada penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Dian Rizki Eko Priyani di tahun 2009 diperoleh hasil pengujian dengan menggunakan metode JST Propagasi Balik untuk mendiagnosa citra iris mata kanan tingkat akurasi pengujiannya mencapai 90% dan untuk mendiagnosa citra iris mata kiri tingkat akurasi pengujiannya 80%. Asri Junita Arriawati pada tahun 2011 melakukan penelitian citra tekstur dari basis data *Vistex* dengan menggunakan metode KNN dan pengujian nilai-nilai koefisien matriks kookurensi sebagai ciri tekstur diperoleh tingkat pengenalan citra latih sebesar 100% untuk nilai $k=1$ dan hasil pengujian citra di luar citra latih sebesar 55,557% untuk nilai $k=3$. Kemudian, penelitian Romdhoni S pada tahun 2011 dengan

menggunakan database citra iris mata *Casia* versi 1.0 dengan pemrograman OpenCV ia menggunakan metode *Hough* untuk tahap segmentasi citra dan metode jarak Mahalanobis untuk pengenalan citra diperoleh deteksi tepi pupil dan iris dengan tingkat keberhasilan 35,58%. Lalu Euis Siti Nur Aisyah di tahun 2015 melakukan penelitian yang bertujuan untuk menganalisis kemiripan suatu pola citra dengan menggunakan metode jarak *Euclidean* diperoleh hasil identifikasi citra dengan jarak *Euclidean* terkecil merupakan citra yang memiliki kemiripan dengan citra uji. Dan tahun lalu, M. Ihsan melakukan penelitian untuk menentukan kualitas telur ayam dengan menggunakan ekstraksi ciri tekstur dan metode *K-Means Clustering* digunakan untuk melakukan pelatihan dan pengujian citra telur. Hasil dari penelitian ini diperoleh akurasi pengenalan telur kualitas baik adalah 90% sedangkan untuk kualitas buruk adalah 80%.

2.2. Dasar Teori

2.2.1 Pengolahan Citra Digital

Secara umum, pengolahan citra digital menyatakan “pemrosesan gambar berdimensi-dua melalui komputer digital” (Jain, 1989). Menurut Effort (2000), pengolahan citra adalah istilah umum untuk berbagai teknik yang keberadaannya untuk memanipulasi dan memodifikasi citra dengan berbagai cara (Abdul Kadir, 2013).

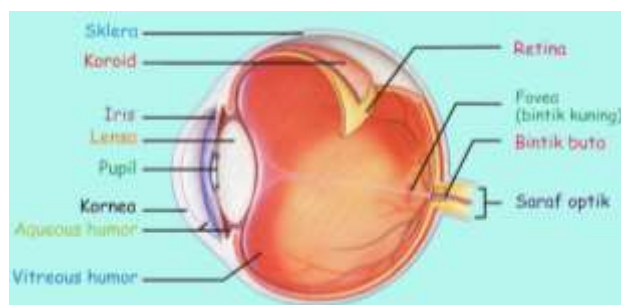
2.2.2 Pengenalan Pola

Pengenalan pola adalah suatu disiplin ilmu yang mempelajari cara-cara mengklarifikasikan objek ke beberapa kelas atau kategori dan mengenali

kecenderungan data. Biasanya subyek ini disebut dengan *pattern recognition* (Budi Santosa, 2007).

2.2.3 Mata

Mata merupakan salah satu sistem organ indera tubuh manusia yang peka cahaya. Organ ini berfungsi sebagai indera penglihatan yang berperan untuk membedakan gelap terang, warna dan lain sebagainya. Mata memiliki beberapa bagian penting yang memiliki fungsi berbeda-beda. Setiap organ mata memiliki suatu lapisan sel-sel reseptor, suatu sistem optik (kornea, lensa, aqueous humor) untuk memusatkan cahaya pada reseptor dan sistem saraf untuk menghantarkan rangsangan dari reseptor ke otak (Guyton, 1996).



Gambar 2.1 mata beserta bagian-bagiannya

2.2.4 Iris Mata

Iris mata atau selaput pelangi adalah bagian mata yang memiliki pigmen warna untuk memberikan warna pada mata. Iris terletak pada bagian depan lensa mata. Karena berperan dalam pemberian warna pada mata, iris sering disebut dengan selaput pelangi. Iris mengandung serabut membujur (radial) dan serabut otot siskuler berfungsi untuk mengatur pembesaran dan pengecilan pupil sesuai dengan intensitas cahaya yang masuk, oleh karena itu iris dapat mengkerut dan dapat pula mengembang (Ilyas, 2004).



Gambar 2.2 iris mata (selaput pelangi) pada mata

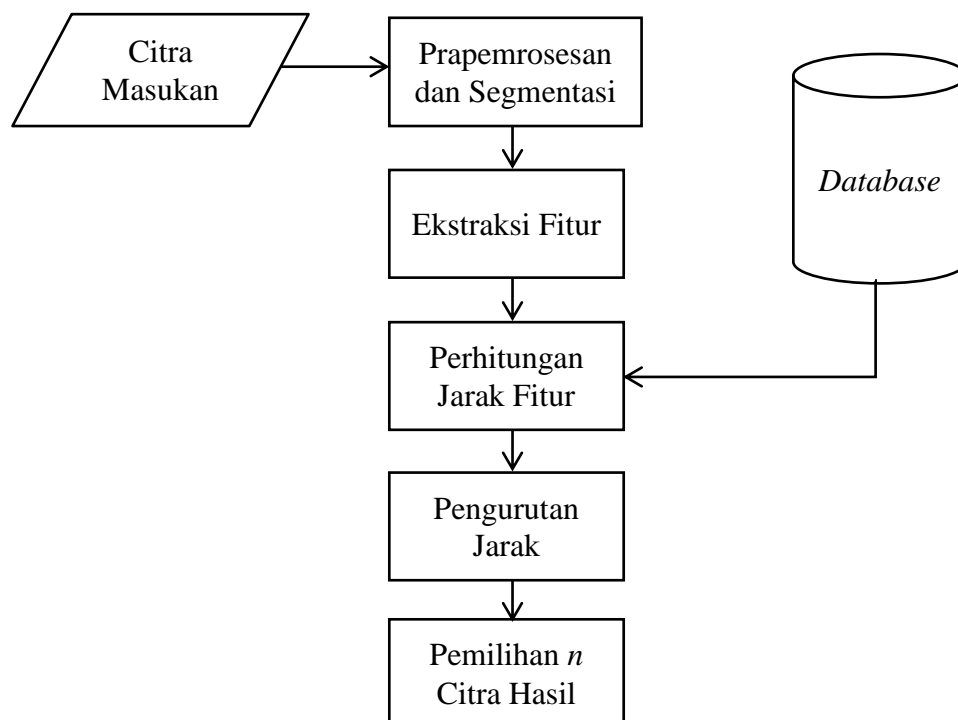
Sistem yang akan dibangun menggunakan pemodelan *Euclidean Distance* dengan berdasarkan tekstur pola iris mata. Teknik analisis tekstur mengandung perhitungan unsur-unsur *entropi*, *kontras*, *energi* dan *homogenitas*.

2.2.5 Temu Kembali Citra

Temu kembali citra (*image retrieval*) merupakan proses untuk mendapatkan sejumlah citra berdasarkan masukan satu citra. Istilah yang lebih spesifik adalah *content based image retrieval* (CBIR) atau temu kembali citra berdasarkan isinya. Istilah ini dikemukakan pertama kali oleh Kato pada tahun 1992 (Zhang, 2002). Awalnya, CBIR digunakan untuk mencari citra secara otomatis di dalam suatu *database* didasarkan pada fitur warna dan bentuk. Sejak saat itu, bermunculan berbagai sistem CBIR. Pada perkembangan selanjutnya, fitur tekstur juga dimasukkan sebagai bagian untuk melakukan pencarian citra.

Prinsip temu kembali citra ditunjukkan pada gambar 2.3. Fitur sejumlah objek di dalam *database*. Selanjutnya, ketika suatu citra dijadikan sebagai bahan *query*, fitur akan dihitung setelah melalui prapemrosesan dan segmentasi. Fitur yang diperoleh dibandingkan dengan fitur semua objek yang terdapat di dalam *database*, melalui perhitungan jarak fitur. Hasil jarak ini sering disebut sebagai skor atau ranking. Seluruh skor diurutkan dari paling bernilai kecil ke paling

besar. Objek-objek yang menghasilkan skor rendah adalah citra yang mirip dengan citra *query*. Untuk membatasi, hanya n citra yang disajikan sebagai hasil *query*. Dalam hal ini, nilai n dapat ditentukan oleh sistem ataupun pengguna (Abdul Kadir, 2013).



Gambar 2.3 prinsip temu kembali citra

2.2.6 Perhitungan *Euclidean Distance*

Jarak merupakan pendekatan yang umum dipakai untuk mewujudkan pencarian citra. Fungsinya untuk menentukan kesamaan atau ketidaksamaan dua vektor fitur. Tingkat kesamaan dinyatakan dengan suatu skor atau ranking. Semakin kecil nilai ranking, semakin dekat kesamaan kedua vektor tersebut (Kadir, 2013).

Metode *Euclidean* merupakan metode klasifikasi tetangga terdekatnya dengan menghitung jarak antara dua buah objek, metode ini disebut juga *Euclidean Distance*.

Jarak *Euclidean* dari x_i ke y_i secara matematika dapat ditulis :

$$d([i_1, j_1], [i_2, j_2]) = \sqrt{(i_1 - i_2)^2 + (j_1 - j_2)^2} \dots\dots (2.1)$$

Untuk menghitung jarak *Euclidean* dari suatu titik yang ditunjukkan oleh vector x ke titik lain yang ditunjukkan oleh vector y dapat digunakan salah satu perintah MATLAB berikut:

```
d = norm(x-y);
d = sqrt(sum(abs(x-y).^2));
```

2.2.7 Ekstraksi Ciri Tekstur Citra

Metode sederhana untuk mendapatkan tekstur adalah berdasarkan pada histogram. Ekstraksi ciri tekstur citra dilakukan dengan mengambil enam fitur yaitu *Mean*, *Deviasi Standar*, *Skewness*, *Energi*, *Smoothness* & *Entropi*. Dengan menggunakan rumus sebagai berikut (Abdul Kadir, 2013) :

1. *Mean (m)*

Fitur pertama yang dihitung secara statistis adalah rerata intensitas atau rerata kecerahan objek. Komponen fitur ini dihitung berdasarkan persamaan :

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \dots\dots\dots (2.2)$$

Dimana :

i = nilai aras keabuan pada citra f

$p(i)$ = nilai probabilitas kemunculan i dan L menyatakan nilai aras keabuan tertinggi

2. *Deviasi Standar*

Dalam hal ini, σ^2 dinamakan varians atau momen orde dua ternormalisasi karena $p(i)$ merupakan fungsi peluang. Fitur ini memberikan ukuran kekontrasan. Definisinya :

$$\sigma = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 \cdot p(i) \dots\dots\dots (2.3)$$

Dimana :

i = nilai aras keabuan pada citra f

$p(i)$ = nilai probabilitas kemunculan i dan L menyatakan nilai aras keabuan tertinggi

m = nilai rerata intensitas

3. *Skewness*(σ^3)

Skewness sering disebut momen orde tiga ternormalisasi. Nilai negatif menyatakan bahwa distribusi kecerahan condong ke kiri terhadap rerata dan nilai positif menyatakan bahwa distribusi kecerahan condong ke kanan terhadap rerata. Dalam praktik nilai *skewness* dibagi dengan $(L-1)^2$ supaya ternormalisasi. Perhitungannya sebagai berikut :

$$\sigma^3 = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^3 \cdot p(i) \dots\dots\dots (2.4)$$

Dimana :

i = nilai aras keabuan pada citra f

$p(i)$ = nilai probabilitas kemunculan i dan L menyatakan nilai aras keabuan tertinggi

m = nilai rerata intensitas

4. Energi

Deskriptor energi adalah ukuran yang menyatakan distribusi intensitas piksel terhadap jangkauan aras keabuan. Citra seragam dengan satu nilai aras keabuan akan memiliki nilai energi maksimum, yaitu sebesar 1. Secara umum, citra dengan sedikit aras keabuan akan memiliki energi lebih tinggi daripada yang memiliki banyak nilai aras keabuan. Energi sering disebut keseragaman. Definisinya sebagai berikut :

$$energi = \sum_{i=0}^{L-1} [p(i)]^2 \dots\dots\dots (2.5)$$

Dimana :

i = nilai aras keabuan pada citra f

$p(i)$ = nilai probabilitas kemunculan i dan L menyatakan nilai aras keabuan tertinggi

5. Entropi(H)

Entropi mengindikasikan kompleksitas citra. Semakin tinggi nilai entropi, semakin kompleks citra tersebut. Entropi dan energi berkecenderungan berkebalikan. Entropi juga merepresentasikan jumlah informasi yang terkandung di dalam sebaran data.

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2(p(i)) \dots\dots\dots (2.6)$$

Dimana :

i = nilai aras keabuan pada citra f

$p(i)$ = nilai probabilitas kemunculan i dan L menyatakan nilai aras keabuan tertinggi

6. Smoothness

Properti kehalusan biasa disertakan untuk mengukur tingkat kehalusan/kekasaran intensitas pada citra. Nilai R rendah menunjukkan citra bahwa citra memiliki intensitas kasar. Di dalam menghitung kehalusan, varians perlu dinormalisasi sehingga nilainya berada dalam jangkauan [0 1] dengan cara membaginya dengan $(L-1)^2$. Definisinya sebagai berikut :

$$R = 1 - \frac{1}{1+\sigma^2} \dots\dots\dots (2.7)$$

Dimana :

σ = nilai deviasi standar

2.2.8 KNN (*K-Nearest Neighbor*)

Metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) menjadi salah satu metode berbasis NN yang paling populer. Nilai k menyatakan jumlah tetangga terdekat yang dilibatkan dalam penentuan prediksi label kelas pada data uji. Dari k tetangga terdekat yang terpilih kemudian dilakukan voting kelas dari k tetangga terdekat. Kelas dengan jumlah suara tetangga terbanyaklah yang diberikan sebagai label kelas hasil prediksi pada data uji (Tan et al, 2005).

Algoritama prediksi dengan K-NN :

- $Z = (x', y')$ adalah data uji dengan data x' dan label kelas y' yang belum diketahui.
- C adalah himpunan label kelas data.
- Hitung jarak $d(x', x)$, jarak di antara data uji z ke setiap vektor data latih, simpan dalam D.

- Pilih $D_2 \subseteq D$, yaitu K tetangga terdekat dari z .

$$y' = \arg \max_{v \in C} \sum_{y_i \in D_z} I(v = y_i) \dots \dots \dots (2.8)$$

- $I(.)$ menyatakan fungsi indikator perbandingan kesamaan kelas yang memberikan nilai 1 jika argumen di dalamnya benar dan nilai 0 jika argumen di dalamnya salah (Eko Prasetyo, 2014).

Sintaksnya :

```
class = knnclassify(Sample, Training, Group, k, distance,
rule)
```

Tabel 2.2. Tabel keterangan sintak KNN

Parameter	Keterangan
<i>Sample</i>	Matriks Mxr, dimana baris merupakan data uji sejumlah M, kolom merupakan fitur sejumlah r. <i>Sample</i> merupakan data uji yang akan diklasifikasikan ke dalam kelas. Matriks <i>Sample</i> harus mempunyai jumlah kolom (fitur) yang sama dengan matriks Training.
<i>Training</i>	Matriks Nxr yang digunakan untuk mengelompokkan baris di dalam matriks <i>Sample</i> . Matriks Training harus mempunyai jumlah kolom (r) yang sama dengan <i>Sample</i> . Setiap baris dalam matriks Training mempunyai relasi kelas pada baris yang sama pada matriks Group. Jumlah baris adalah N yang menyatakan jumlah data latih.
<i>Group</i>	Vector Nx1 (matriks 1 kolom) yang setiap barisnya menyatakan kelas dari baris yang sama dalam matriks Training.
K	Jumlah tetangga terdekat yang digunakan untuk klasifikasi. Nilai default-nya adalah 1.
<i>Distance</i>	String yang menyatakan metrik jarak yang digunakan untuk mencari tetangga terdekat, pilihannya : ‘euclidean’, jarak <i>Euclidean</i> (default) ‘cityblock’, jarak <i>Manhattan</i> atau jumlah absolut perbedaan nilai antar fitur ‘cosine’, jarak 1-cos (sudut antara 2 titik) ‘correlation’, jarak 1-korelasi di antara titik (nilai sekuen) ‘hamming’, jarak prosentase bit yang berbeda (cocok untuk data biner)
<i>Rule</i>	String untuk menetapkan aturan dalam memutuskan bagaimana mengklasifikasikan <i>Sample</i> , pilihannya : ‘nearest’, aturan mayoritas pada titik terdekat (default) ‘random’, aturan mayoritas pada titik secara acak ‘consensus’, aturan kesepakatan